

Detecció de fallades en un sistema de piles de combustible

Antoni Escobet, Dept. DiPSE, UPC Àngela Nebot, Dept. LSI, UPC

Abstract. In this work a fault diagnosis system for non-linear plants based on fuzzy logic, called VisualBlock-FIR, is presented and applied to an energy generation system based on fuel cells. VisualBlock-FIR runs under the Simulink framework and enables early fault detection and identification. During fault detection, the fault diagnosis system should recognize that the system is not working properly. During fault identification, it should conclude which type of failure has occurred. The diagnosis results for some of the most frequent faults in fuel cell systems are presented.

1 Introducció

En aquest treball es proposa una metodologia de diagnòstic basada en models com a mitjà per diagnosticar fallades en sistemes de piles de combustible. El diagnòstic de fallades basat en models consisteix en comparar en línia el comportament del sistema real amb un model d'aquest simulat. En el cas de que es detecti una discrepància (quedi per fora dels límits de predicció) entre el model real i el simulat es considera que s'ha produït una fallada. Si es disposa d'un conjunt de mesures de fallades, es poden generar diferents models per aquestes fallades i aconseguir identificar la fallada que s'ha produït en cada moment.

Aquesta metodologia anomenada FIR-FMS (Fuzzy Inductive Reasoning for Fault Monitoring Systems), està basada en lògica difusa, que es troba dins l'àmbit del Soft Computing. Soft Computing, terme proposat pel fundador de la lògica difusa Lofti A. Zadeh, fa referència a una innovadora aproximació per a la construcció de sistemes computacionalment intel·ligents [1]. La resolució dels complexos problemes que planteja actualment el món real requereix de sistemes intel·ligents que combinin coneixement, tècniques i metodologies de diverses fonts. Aquests sistemes intel·ligents han de posseir capacitats semblants a les característiques humanes en un domini específic, auto adaptar-se i aprendre per millorar en entorns canviants i ser capaços d'exposar la manera en què prenen decisions o realitzen accions. Els màxims exponents entre les disciplines que tracten el disseny de sistemes d'aquest tipus són les xarxes neuronals, que reconeixen patrons, generalitzen l'aprenentatge i s'adapten davant entorns canviants, i els sistemes basats en lògica difusa, que intenten raonar com ho fan els humans per realitzar inferències i prendre decisions. La integració d'aquestes dues disciplines complementàries, a més de certes tècniques d'optimització com la computació evolutiva o el raonament probabilístic, constitueixen la disciplina anomenada Soft Computing.

L'estructura d'aquest treball és la següent: a la secció 2, es presenta la metodologia de diagnòstic proposada. A la secció 3, es presenta el sistema basat en piles de combustible i el conjunt d'escenaris de fallades que s'han considerat. A la secció 4 es presenten els resultats de l'aplicació de la metodologia de diagnòstic en el conjunt de fallades proposades. Finalment es comparen els resultats aconseguits amb altres metodologies i s'extreuen algunes conclusions.

2 Fonaments de la metodologia de diagnòstic

La idea d'aquesta recerca és construir un sistema de monitorització de fallades basat en la metodologia FIR (Fuzzy Inductive Reasoning) que sigui altament fiable i, això passa necessàriament per disposar d'una metodologia robusta i consistent. Els primers passos en aquest sentit es van dur a terme en la recerca que va constituir la tesi doctoral de A. de Albornoz [2]. Tanmateix hi ha molts aspectes que eren imprescindible millorar per tal que la primera versió del sistema de detecció de fallades proposada a [2] esdevingués un sistema robust i consistent. Els aspectes a millorar són els següents:

Detecció de la fallada

En aquest apartat es millora el mètode previ proposat en [2] per reduir al màxim el nombre de dades necessàries per fer aquesta detecció amb un alt nivell de seguretat i evitar, tant com sigui possible, la generació d'alarmes falses.

Identificació de la fallada

Un cop s'ha detectat una alarma s'ha de buscar entre tots els models disponibles quin és el que millor caracteritza el nou comportament del sistema. Un dels objectius d'aquest punt és proporcionar una mesura d'acceptabilitat del model identificat. Aquesta mesura permetrà conèixer quant fiable és la identificació realitzada, és a dir, quant bé representa el model identificat la fallada. Aquesta informació és de gran utilitat per l'operador del sistema que pot fins i tot variar l'acció de control prevista. A més a més, aquesta mesura permetrà estudiar aquells casos en què diferents models representin una mateixa fallada.

Explicació de la fallada

Després de trobar el millor model voldrem determinar quina és la causa de la fallada. Intentarem esbrinar la causa de la fallada mitjançant una base de regles construïda amb l'ajut d'un expert i a on anirem incorporant l'experiència acumulada de fallades anteriors.

La identificació i l'explicació de la fallada es complica degut a què la metodologia proposada es vol aplicar a sistemes de gran escala i és molt difícil intentar abordar tot el sistema al mateix temps. Una solució és utilitzar l'anàlisi de reconstrucció exposat en [2], que consisteix en dividir el sistema en subsistemes més petits i més fàcils d'identificar i explicar. Un cop s'ha detectat la fallada, s'ha d'esbrinar en quin submodel s'ha produït o quin és el que té més probabilitats d'haver estat. Per últim, cal intentar explicar la possible causa que ha pogut produir la fallada en aquest submodel.

El sistema de detecció de fallades proposat en [2] es basa en el següent esquema:

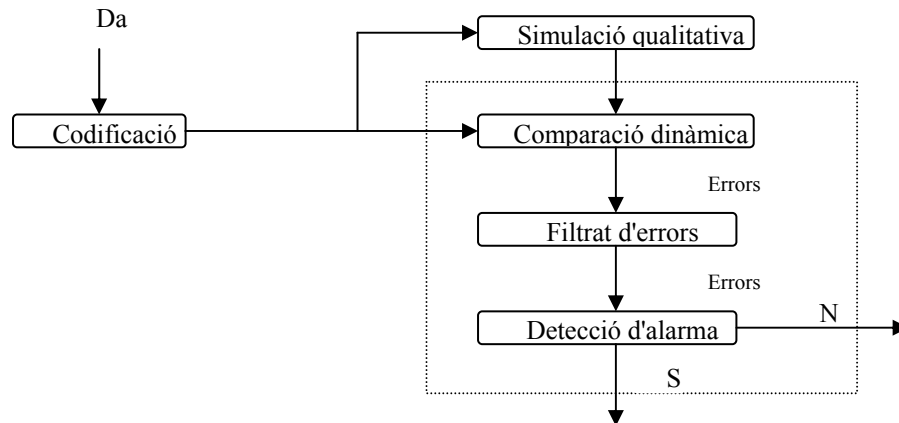


Fig. 1. Sistema de detecció de fallades proposat en [2]

Les dades obtingudes de la simulació qualitativa (dades predites) es comparen amb les dades reals del sistema prèviament codificades. Per fer la detecció d'un error o fallada, simplement es comparen els valors de classe de la variable de sortida (valors del sistema real) amb els valors de classe predits per FIR per a la mateixa variable. En el mòdul de comparació dinàmica s'obtenen els errors instantanis que són el resultat de restar el valor de classe real del valor de classe predit. Aquests errors instantanis es van acumulant en una matriu a la que s'aplica un filtrat d'error. El filtrat consisteix en realitzar la mitja mòbil en una finestra d'una mida predefinida. Aquesta finestra es va desplaçant per la matriu d'errors obtinguda i es van sumant els errors instantanis que cobreix. Si qualsevol d'aquests valors supera el llindar preestablert l'alarma es dispara immediatament.

Tècnica de l'envoltant

La millora proposada a la tècnica presentada en [2] consisteix en un nou mètode per a la detecció de fallades o canvis d'estructura d'un sistema anomenat **envoltant**. Aquest mètode es basa en trobar, a més del valor predit, uns valors màxim i mínim que envolten aquest valor predit, és a dir, es busca un interval de valors possibles en cada predicció (per a cada instant de temps).

El procés de predicció difusa es realitza utilitzant la màquina d'inferència de FIR que està basada en el mètode dels *k-nearest neighbours* (*k*-veïns més propers) usat comunament en l'àrea de reconeixement de patrons. La figura 2 mostra de manera simplificada el procés de predicció mitjançant FIR.

Primerament cal obtenir el vector d'entrades pel qual volem predir la sortida corresponent. Per tal d'aconseguir el vector d'entrades la màscara es desplaça cap avall fins al final de la matriu de dades qualitatives. Per a cada valor que es vol predir es duen a terme els següents passos:

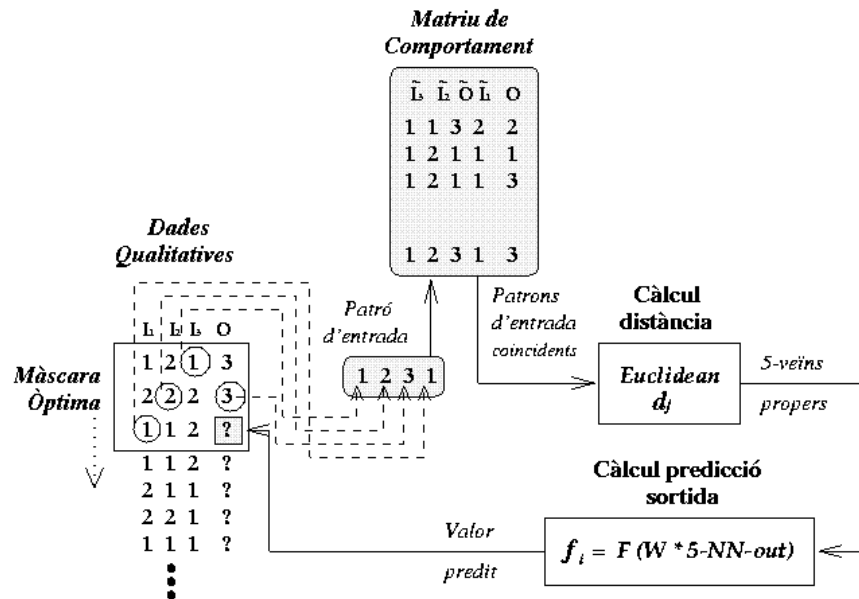


Fig. 2. Esquema del procés de predicció difusa de FIR

1. Els valors de les m -entrades s'extreuen de la matriu de dades qualitatives mitjançant la màscara obtenint un patró d'entrada.
2. Es busquen dins la matriu de comportament tots els patrons d'entrada iguals al que s'ha obtingut en el pas 1.
3. Es calcula la distància entre els patrons extrets de la matriu de comportament i el patró del qual volem predir la sortida.
4. Es seleccionen els 5 patrons amb distància menor.
5. Es fa una mitja ponderada de les sortides dels 5 patrons anteriors i es determina el valor futur de classe, pertinença i costat.

Un cop conegut el procés de predicció de FIR, l'obtenció de l'envoltant sorgeix de forma natural. El valor mínim del interval s'aconsegueix amb el veí més allunyat per sota del valor de predicció, i el valor màxim amb el que està més per sobre. D'aquesta forma la funció de predicció retorna tres valors (cadascun format per un triplet de valors: classe, pertinença i costat), un màxim, un mínim i el valor predit. El càlcul d'aquest envoltant ens serveix per veure quant bo és el model qualitatiu obtingut en termes de la dispersió dels cinc veïns més propers. Un interval petit voldrà dir que els veïns són molt propers i que tenim molta informació sobre aquest punt, mentre que un interval gran indicarà que els veïns estan força allunyats entre ells.

Per detectar una fallada, el que es fa és comprovar si les dades reals estan dins del interval de valors compresos entre el valor mínim predit - $n\%$ i el valor màxim predit + $n\%$, on n és l'error de predicció del model que s'aconsegueix amb la validació de les màscares sobre dades conegudes. Quan una dada queda per fora

d'aquest interval de predicció es considera que s'ha produït un error. Els errors d'una finestra s'aniran acumulant en una matriu d'errors i quan se supera el llindar fixat, es dispara l'alarma.

La figura 3 mostra un exemple de detecció d'una fallada mitjançant la nova tècnica de l'envoltant. La finestra de detecció en aquest exemple és de 15 mostres i el llindar per tal de determinar que s'ha produït una fallada és quan s'han acumulat tres errors. Com es pot veure en la figura, no es produeix cap error en el primer tram de predicció que va des de la mostra 0 fins a la 5. Les línies verticals discontinuïques indiquen els punts a on es disposa una mostra o valor real del sistema i per tant és en aquests punts on s'ha d'avaluar si el valor real surt fora del interval (s'ha produït un error) incrementant, si és el cas, el nombre d'errors acumulats. En el nostre exemple, es comptabilitzen tres errors en les mostres 6, 7 i 11.

Al fixar el llindar en tres errors, a partir de la mostra 11 es detecta una fallada i per tant s'activa l'alarma corresponent.

Un cop s'ha detectat la fallada (o el canvi d'estructura del model), es pot intentar determinar el tipus de fallada (o la nova estructura). Per fer-ho, es disposarà d'una llibreria de models de possibles fallades (o de diferents estructures). Just després de la detecció de la fallada s'estudiarà el comportament de cadascun dels models de la llibreria comparant la seva predicció amb les dades generades pel sistema real. La idea és identificar el model que millor prediu el nou comportament del sistema per tal de conèixer la fallada que s'ha produït.

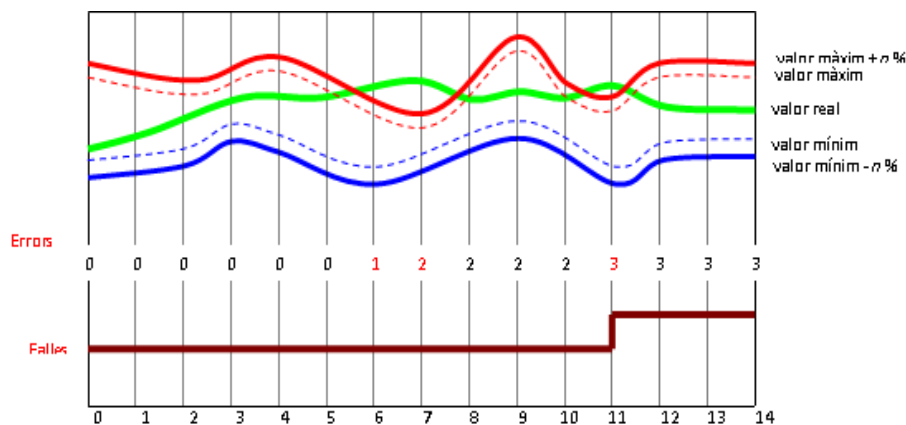


Fig. 3. Exemple de detecció d'una fallada mitjançant el mètode de l'envoltant

Mesura d'acceptabilitat del model

El problema de la identificació de la fallada es pot complicar considerablement per diferents motius, com ara, quan la fallada no es cap de les previstes (no es té un model que la representi en la llibreria), o quan diferents fallades tenen trets comuns, etc. En aquest sentit, és de gran utilitat introduir un altre concepte anomenat *mesura d'acceptabilitat* d'un model que ens dóna un índex relatiu de quin és el model que millor prediu el nou comportament. A més a més, aquesta mesura permetrà identificar de manera fiable quan la fallada no es troba representada en la llibreria, o quan s'identifiquen diferents models per a una mateixa fallada.

Podem arribar a aconseguir una mesura de l'acceptabilitat del model i_{th} , utilitzant la següent fórmula:

$$C_i = 1.0 - I_{a_i} / I_{a_{max}}$$

és a dir, la mesura d'acceptabilitat que tenim en el model i_{th} , C_i , es pot computar mitjançant la suma dels indicadors de l'alarma per aquest model determinat, I_{a_i} , i el número màxim de les alarmes locals possibles (grandària de la finestra de temps), $I_{a_{max}}$.

Desafortunadament, això no és el suficientment bo, perquè podria ser que tinguéssim dos models gairebé perfectes, és a dir, dos models diferents amb C_i i C_j igual a 1. En la nostra mesura de l'acceptabilitat hem de tenir en compte la dispersió entre els valors de C_i . Podem fer, doncs, el càlcul d'una mesura relativa:

$$Crel_i = C_i / \text{sum}(C_k)$$

Ara, si només hi ha un model amb un valor alt de C_i , $Crel_i$ encara serà molt alt, però si hi ha altres models amb els valors alts de C_i també, $Crel_i$ serà molt més petit.

En l'estat actual, la fórmula encara no és prou bona. Podria passar que no hi hagués cap C_i amb un valor gran, només un, amb un valor petit, mentre que tots els altres fossin zero. En aquest cas, $Crel_i$ serà sobrevalorat. Per tant, es proposa la següent fórmula final per la mesura d'acceptabilitat de la selecció del model:

$$Q_i = C_i * Crel_i$$

El mètode de detecció mitjançant envoltants i la mesura d'acceptabilitat introduïts en aquesta secció han estat els utilitzats per estudiar el sistema de piles de combustible que es descriu a continuació.

3 Descripció del sistema

El sistema utilitza el model no lineal proposat per Pukrushpan et al. [3] per representar el comportament d'una pila de combustible PEM. Els principals components del sistema (tal com mostra la Fig. 4) són la pila de combustible, el compressor, el col·lector d'aire, el col·lector d'hidrogen i el col·lector de retorn. El sistema d'alimentació d'aire (compressor i col·lector d'aire) té com a principal objectiu mantenir constant la pressió parcial de l'oxigen al càtode. Una variable important és la proporció d'excés d'oxigen definida com:

$$\lambda_{\sigma 2} = (O_2 \text{ subministrat}) / (O_2 \text{ reaccionat})$$

El model inclou els fenòmens transitoris del compressor, la dinàmica dels col·lectors de l'ànode i del càtode, les pressions parcials dels reactius, i la humidificació de la membrana. La tensió de la pila V_{fc} es calcula a partir del corrent de càrrega I_{fc} , les pressions parcials d'hidrogen i oxigen, la temperatura de la pila i el contingut d'aigua de la membrana. En les condicions d'operació normal, es parteix de la hipòtesis que es realitza un control perfecte de la temperatura de la pila i de la

humidificació de l'aire a l'entrada del càtode de la pila. La temperatura atmosfèrica i la pressió son considerades com a pertorbacions externes del sistema.

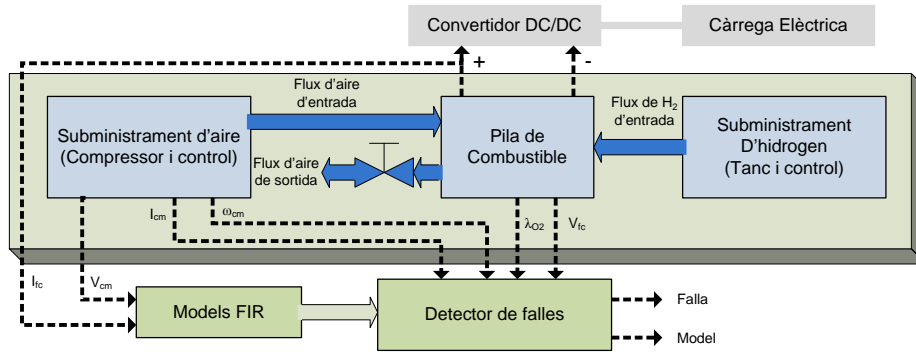


Fig. 4. Esquema de la pila de combustible

El sistema presenta dos llaços de regulació: mitjançant un llaç intern es regula el flux d'hidrogen i mitjançant un llaç extern es regula l'excés d'oxigen, λ_{O_2} , com a una mesura indirecta per controlar l'eficiència de la PEM, tal com es proposa en [3 i 4]. L'objectiu del control de flux d'hidrogen és minimitzar la diferència de pressió del càtode i l'ànode. La regulació de λ_{O_2} s'aconsegueix manipulant el flux de sortida d'aire del càtode i la tensió aplicada al compressor V_{cm} , per aquest motiu el model incorpora un servo vàlvula d'àrea variable, A_v , a la sortida del conducte d'aire. El corrent de la pila, I_{fc} , és considerada com a una pertorbació coneguda del sistema. El sistema disposa a més a més de mesures del corrent del compressor, I_{cm} , i de la seva velocitat, ω_{cm} . La Fig. 4 mostra un esquema del sistema PEM, juntament amb les variables disponibles per a realitzar el control i la supervisió del sistema.

3.1 Descripció de les fallades a detectar

Les fallades considerades en aquest model, es descriuen a la Taula 1.

Taula 1. Descripció de les fallades

Fallada	Descripció
f1	Increment del fregament en el motor del compressor
f2	Sobreescaïfament en el motor del compressor
f3	Augment de la resistència fluidica per obturació dels canals o per inundació de la capa difusora a la pila
f4	Fuga d'aire en el col·lector d'alimentació
f5	Augment del valor de tensió per sota del que no gira el motor

La simulació de cada escenari de fallada descrit s'aconsegueix mitjançant l'adaptació del model desenvolupat en [2]. Les variables de sortida o variables mesurades del sistema i, conseqüentment, generadores de residus son: λ_{O_2} , ω_{cm} , I_{cm} i V_{fc} .

4 Resultats

Per detectar i diagnosticar les fallades del sistema s'ha de modelitzar el seu funcionament normal (sense fallades) i el funcionament d'aquest per cadascuna de les diferents fallades que es vol identificar. La metodologia FIR, necessita les dades d'entrada i de sortida per tal d'inferir els diferents models.

El simulador de la pila de combustible es resol amb equacions diferencials del tipus ode23 (Mod Rosenbrock) i amb una velocitat de mostreig variable de com a màxim 10 ms. Les dades necessàries per aconseguir els models amb la metodologia FIR poden ser moltes menys. Establim un període de mostreig de 100 ms, que és suficient per poder observar la dinàmica del sistema.

Utilitzem dos períodes complerts per modelitzar el sistema. Cada període està format per un senyal de 160 s que al fer un mostreig de 100 ms ens dona un total de 3200 dades per analitzar i aconseguir el model FIR corresponent. Per tal de verificar els models utilitzem un sol període de 160 s.

L'esquema utilitzat per obtenir aquestes dades, és el que es mostra a la figura 5.

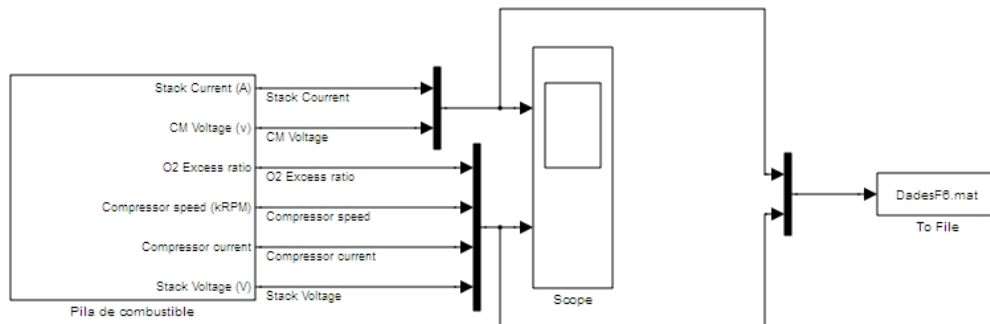


Fig. 5. Adquisició de dades de la Pila

4.1 Models

4.1.1 Sense fallades

La metodologia FIR desenvolupada fins el moment només permet modelitzar una sola sortida al mateix temps. Ara per ara, s'ha de buscar el model per a cadascuna de les quatre sortides per separat. En les següents figures es mostren els models FIR obtinguts i l'error associat a les dades de test, així com la qualitat (q) de la màscara.

Variable λ_{O_2} (Excés d'oxigen)

Mascara:

$$\begin{array}{c}
 k-4 \\
 k-3 \\
 k-2 \\
 k-1 \\
 k
 \end{array}
 \begin{bmatrix}
 I_{fc} & V_{cm} & \lambda_{O_2} \\
 0 & 0 & 0 \\
 -1 & -2 & 0 \\
 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & -3 \\
 -4 & 0 & 1
 \end{bmatrix}
 \quad q = 0.985885$$

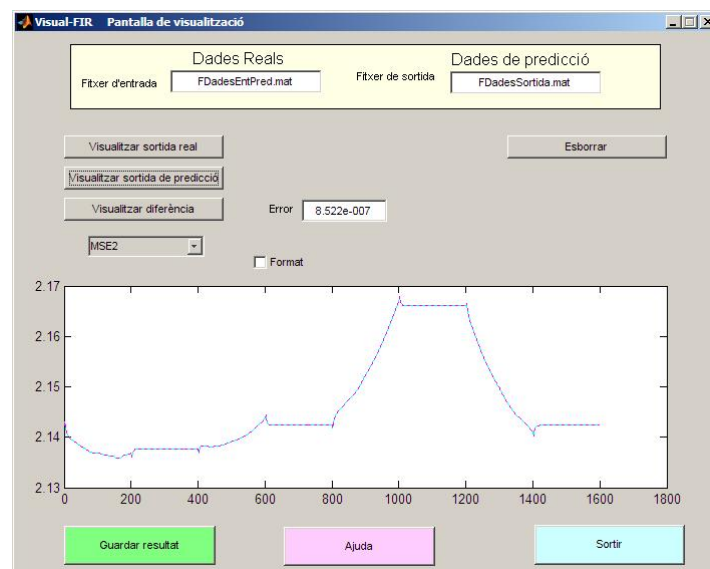


Fig. 6. Pantalla de visualització. Variable λ_{O_2}

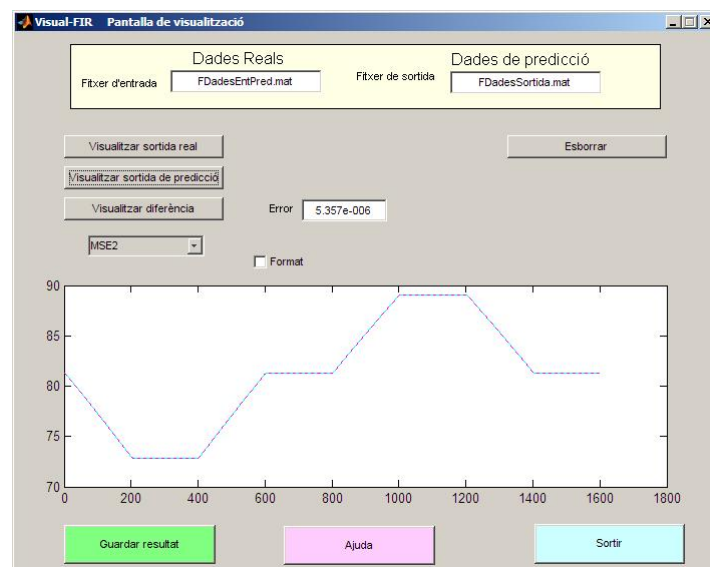


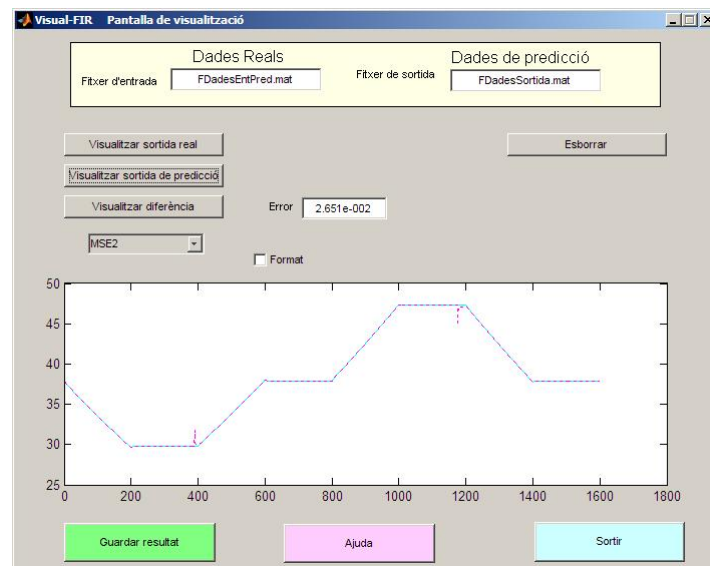
Fig. 7. Pantalla de visualització. Variable ω_{cm}

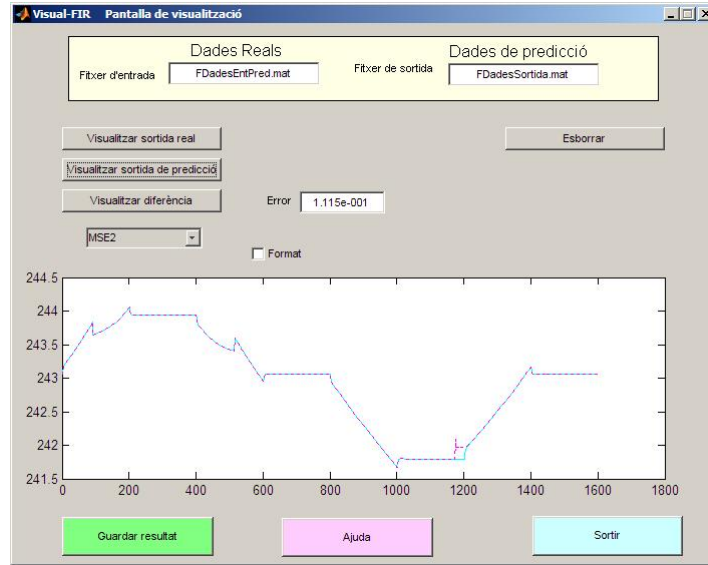
Variable ω_{cm} (Velocitat del compressor)

$$\text{Mascara:} \quad \begin{matrix} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{matrix} \begin{bmatrix} I_{fc} & V_{cm} & \omega_{cm} \\ -1 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & -4 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.987751$$

Variable I_{cm} (Corrent del compressor)

$$\text{Mascara:} \quad \begin{matrix} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{matrix} \begin{bmatrix} I_{fc} & V_{cm} & I_{cm} \\ -1 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & 0 & -4 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.98997$$

**Fig. 8.** Pantalla de visualització. Variable I_{cm}

Fig. 9. Pantalla de visualització. Variable V_{fc}

Variable V_{fc} (Tensió a la pila)

$$\text{Mascara:} \quad \begin{matrix} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{matrix} \begin{bmatrix} I_{fc} & V_{cm} & V_{fc} \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -2 \\ -3 & -4 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.989747$$

4.1.2 Fallada 1

Variable λ_{O_2} (Excés d'oxigen)

$$\text{Mascara:} \quad \begin{matrix} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{matrix} \begin{bmatrix} I_{fc} & V_{cm} & \lambda_{O_2} \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -3 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.98999 \quad \text{Error} = 6.636e-009$$

Variable ω_{cm} (Velocitat del compressor)

$$\text{Mascara:} \quad \begin{matrix} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{matrix} \begin{bmatrix} I_{fc} & V_{cm} & \omega_{cm} \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.999571 \quad \text{Error} = 8.153e-009$$

Variable I_{cm} (Corrent del compressor)

$$\text{Mascara:} \quad \begin{array}{c} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{array} \begin{bmatrix} I_{fc} & V_{cm} & I_{cm} \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \\ -2 & -3 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.989991 \quad \text{Error} = 7.364\text{e-}007$$

Variable V_{fc} (Tensió a la pila)

$$\text{Mascara:} \quad \begin{array}{c} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{array} \begin{bmatrix} I_{fc} & V_{cm} & V_{fc} \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.99365 \quad \text{Error} = 2.597\text{e-}005$$

4.1.3 Fallada 2

Variable λ_{O_2} (Excés d'oxigen)

$$\text{Mascara:} \quad \begin{array}{c} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{array} \begin{bmatrix} I_{fc} & V_{cm} & \lambda_{O_2} \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & -4 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.98082 \quad \text{Error} = 2.885\text{e-}003$$

Variable ω_{cm} (Velocitat del compressor)

$$\text{Mascara:} \quad \begin{array}{c} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{array} \begin{bmatrix} I_{fc} & V_{cm} & \omega_{cm} \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & -4 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.997752 \quad \text{Error} = 1.675\text{e-}005$$

Variable I_{cm} (Corrent del compressor)

$$\text{Mascara:} \quad \begin{array}{c} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{array} \begin{bmatrix} I_{fc} & V_{cm} & I_{cm} \\ -1 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & 0 & -4 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.989971 \quad \text{Error} = 1.073\text{e-}002$$

Variable V_{fc} (Tensió a la pila)

$$\text{Mascara:} \quad \begin{array}{c} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{array} \begin{bmatrix} I_{fc} & V_{cm} & V_{fc} \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \\ -2 & -3 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.989974 \quad \text{Error} = 2.289\text{e-}005$$

4.1.4 Fallada 3

Variable λ_{O_2} (Excés d'oxigen)

$$\text{Mascara:} \quad \begin{array}{c} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{array} \begin{array}{c} I_{fc} \\ V_{cm} \\ \lambda_{O_2} \end{array} \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -2 \\ -3 & -4 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.989921 \quad \text{Error} = 4.300\text{e-}002$$

Variable ω_{cm} (Velocitat del compressor)

$$\text{Mascara:} \quad \begin{array}{c} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{array} \begin{array}{c} I_{fc} \\ V_{cm} \\ \omega_{cm} \end{array} \begin{bmatrix} -1 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & 0 & -4 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.997752 \quad \text{Error} = 3.691\text{e-}006$$

Variable I_{cm} (Corrent del compressor)

$$\text{Mascara:} \quad \begin{array}{c} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{array} \begin{array}{c} I_{fc} \\ V_{cm} \\ I_{cm} \end{array} \begin{bmatrix} -1 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & 0 & -4 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.989959 \quad \text{Error} = 4.619\text{e-}004$$

Variable V_{fc} (Tensió a la pila)

Analitzant les dades de sortida d'aquesta variable queda molt clar que amb una discretització d'igual nombre de repeticions (EFP) no s'obtinran bons resultats. Provant altres mètodes de discretització es veu que els únics que poden donar un resultat bo son el "Complete Linkage" i el "Equal Width Interval". Per senzillesa agafem el segon, on les dades queden discretitzades de la forma que mostra la figura 10.

Variable ω_{cm} (Velocitat del compressor)

$$\text{La màscara resultant, és:} \quad \begin{array}{c} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{array} \begin{array}{c} I_{fc} \\ V_{cm} \\ V_{fc} \end{array} \begin{bmatrix} -1 & 0 & -2 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -3 \\ -4 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.971924$$

Amb un Error = 2.799e-1

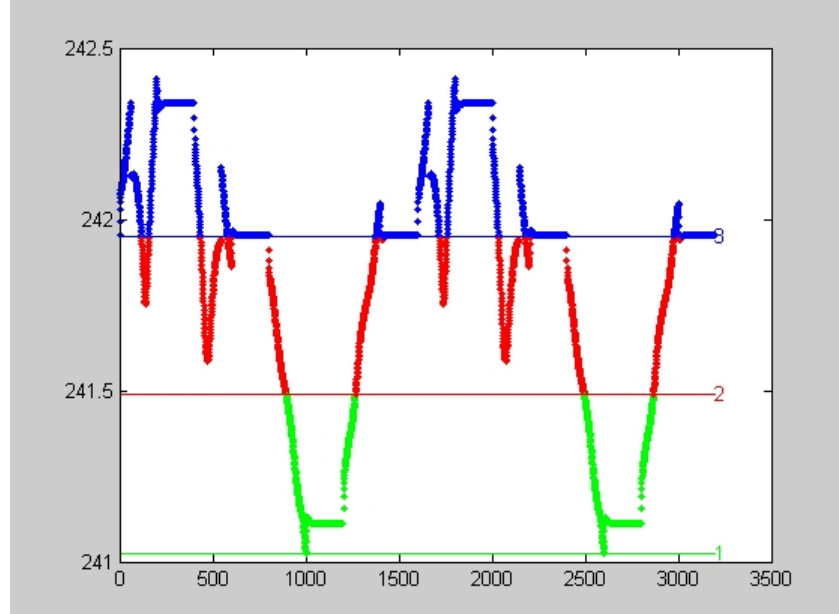


Fig. 10. Discretització de la variable V_{fc}

Classe 1 = [241.023; 241.4857]

Classe 2 = [241.4857; 241.9484]

Classe 3 = [241.9484; 242.411]

Variable I_{cm} (Corrent del compressor)

$$\text{Mascara: } \begin{matrix} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{matrix} \begin{bmatrix} I_{fc} & V_{cm} & \omega_{cm} \\ -1 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & -4 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.997751 \quad \text{Error} = 3.965e-006$$

Variable V_{fc} (Tensió a la pila)

$$\text{Mascara: } \begin{matrix} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{matrix} \begin{bmatrix} I_{fc} & V_{cm} & I_{cm} \\ -1 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & 0 & -4 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.989974 \quad \text{Error} = 1.841e-002$$

En aquest cas, les dades que s'obtenen d'aquesta variable també son conflictives. Una discretització d'igual nombre de repeticions (EFP) és molt poc provable que doni bons resultats. Provant altres algorismes es comprova que pels mètodes "Average Linkage", "Centroid linkage", "Median Linkage" i "Equal Width Interval" s'aconsegueixen bons models. Tot i així, el que aconseguix uns resultats millors, és una discretització manual (Fig 11), ja que d'aquesta manera separem clarament les tres classes.

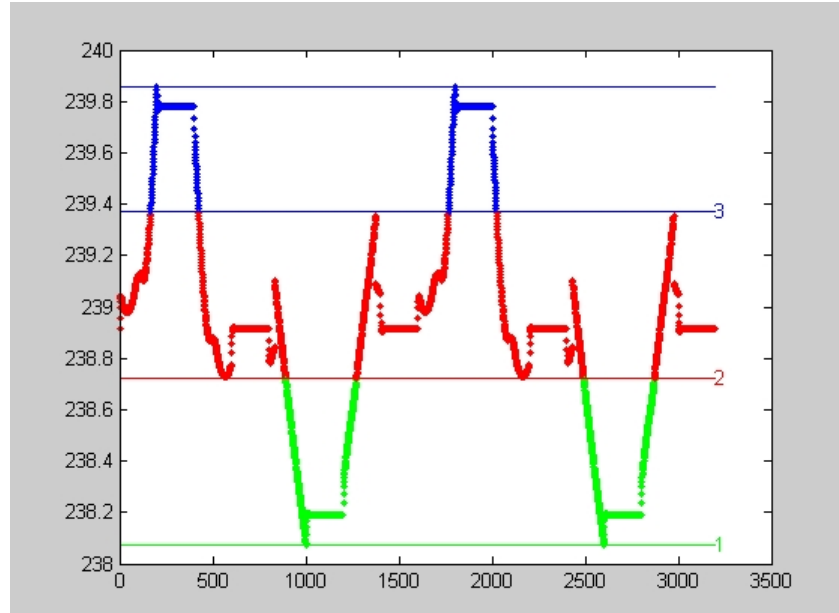


Fig. 11. Discretització de la variable V_{fc}

Els llindars imposats, son:

Classe 1 = [238.073 : 238.72]

Classe 2 = [238.72 : 239.37]

Classe 3 = [239.37 : 239.8567]

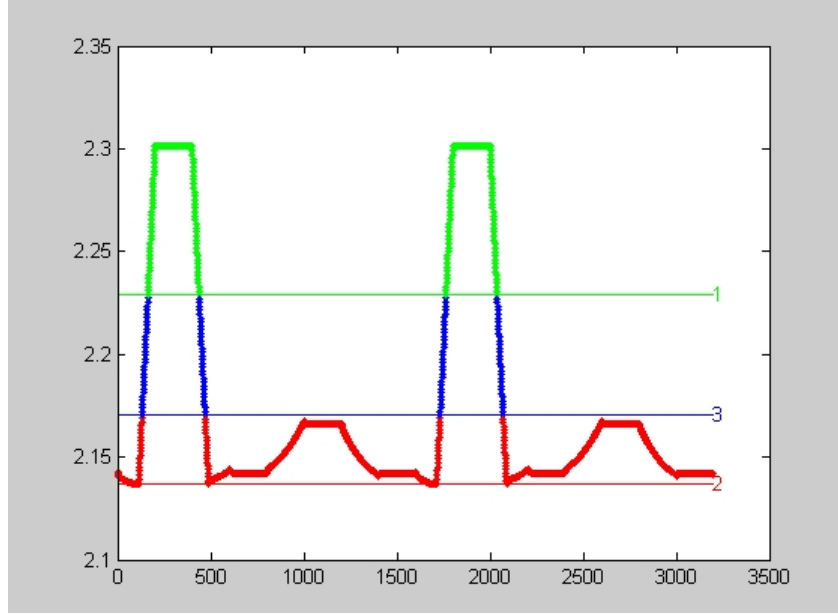
$$\text{Mascara: } \begin{matrix} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{matrix} \begin{bmatrix} I_{fc} & V_{cm} & V_{fc} \\ -1 & -2 & -3 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -4 & -5 & -6 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.990288 \quad \text{Error} = 3.435e-001$$

4.1.5 Fallada 5

En aquest cas el mètode de discretització que ha donat més bon resultat ha estat el de “Flexible Method”, que és el que distribueix millor les classes davant d’aquest senyal de sortida (Fig 12).

Variable λ_{O_2} (Excés d’oxigen)

$$\text{Mascara: } \begin{matrix} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{matrix} \begin{bmatrix} I_{fc} & V_{cm} & \lambda_{O_2} \\ -1 & -2 & -3 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -4 & -5 & -6 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.990992 \quad \text{Error} = 6.524e-2$$

**Fig. 12.** Discretització de la variable λ_{O_2}

Variable ω_{cm} (Velocitat del compressor)

$$\text{Mascara:} \quad \begin{matrix} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{matrix} \begin{bmatrix} I_{fc} & V_{cm} & \omega_{cm} \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \\ -2 & -3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.998643 \quad \text{Error} = 3.090e-005$$

Variable I_{cm} (Corrent del compressor)

$$\text{Mascara:} \quad \begin{matrix} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{matrix} \begin{bmatrix} I_{fc} & V_{cm} & I_{cm} \\ -1 & -2 & -3 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -4 & -5 & -6 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.923971 \quad \text{Error} = 3.385e-002$$

Variable V_{fc} (Tensió a la pila)

$$\text{Mascara:} \quad \begin{matrix} k-4 \\ k-3 \\ k-2 \\ k-1 \\ k \end{matrix} \begin{bmatrix} I_{fc} & V_{cm} & V_{fc} \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -2 \\ -3 & -4 & 1 \end{bmatrix} \quad q = 0.989657 \quad \text{Error} = 5.600e-006$$

4.2 Detecció i diagnòstic de fallades

Un cop s'ha aconseguit modelitzar tots els models que es volen identificar es munten al Simulink. Per a cadascun dels models identificables (sense fallada, F1, F2, ..., F5) s'han de dissenyar les quatre sortides per a poder-les comparar amb les sortides "reals" de la pila. Totes les sortides, es connecten al detector de fallades que serà l'encarregat de detectar que s'ha produït una fallada, i en aquest cas determinar de quina es tracta.

L'esquema utilitzat per a poder fer aquesta detecció es mostra a la figura 13.

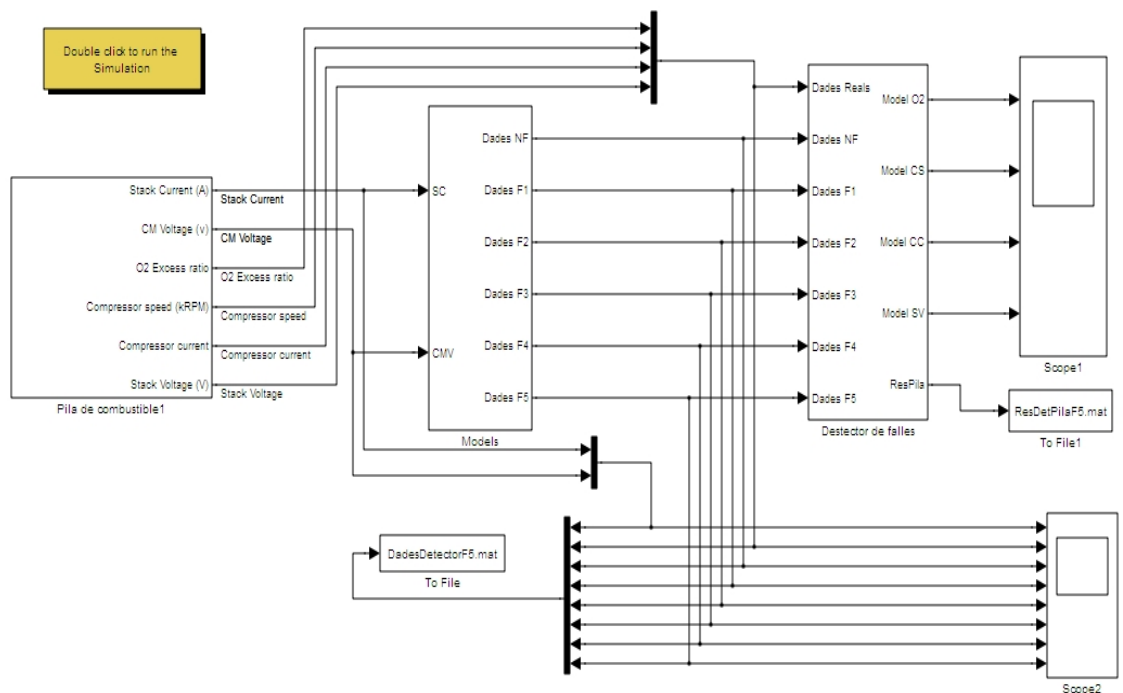


Fig. 13. Sistema de detecció de fallades

El detector de fallades està format per varis blocs. En primer lloc tenim el simulador de la pila de combustible que ens proporciona tots els senyals d'entrada i de sortida del sistema. El següent mòdul, el dels models, està format per tots els models susceptibles de ser detectats, tant el de comportament normal com el de totes les fallades. L'últim bloc, és el model detector de fallades, que comprova quin és el model que més s'escau en un moment determinat.

L'estructura del bloc dels models es mostra a la figura 14. Cadascun dels models té dues entrades: SC (Stack Current) i CMV (CM Voltage), que serviran per poder predir el comportament de les variables de sortida per cadascun dels diferents models.

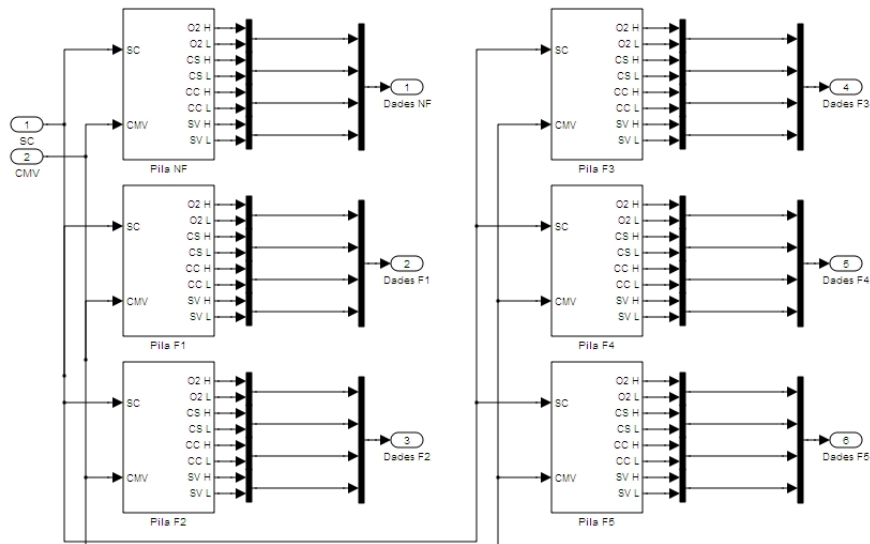


Fig. 14. Estructura del bloc dels models

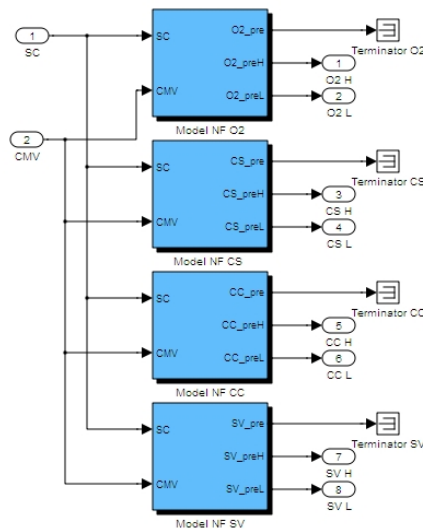


Fig. 15. Model sense fallades

Cada model està format per quatre blocs per poder predir cadascuna de les variables de sortida. En la figura 15 es pot veure l'esquema del model sense fallades. Aquests predictors generen un llindar compres entre el valor mínim que dona el predictor i el valor màxim. El disseny del model per a una sola sortida es mostra a la figura 16.

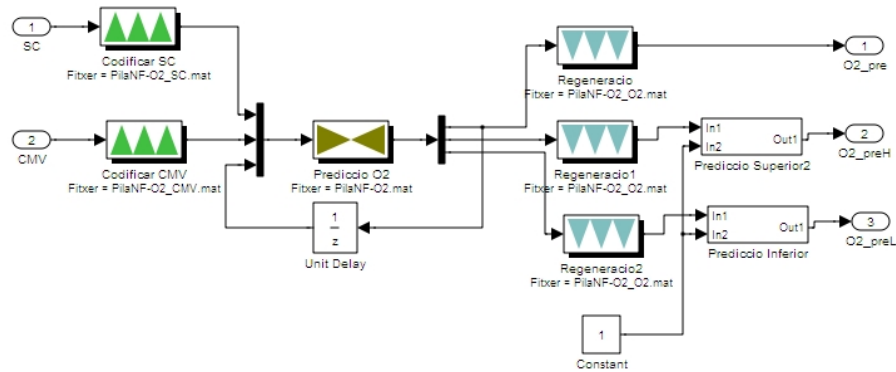


Fig.16. Model de predicció de la variable λ_{O_2} en VisualFIR

El model de detecció de la fallades (figura 17), està adaptat a les quatre sortides que té cadascun dels models.

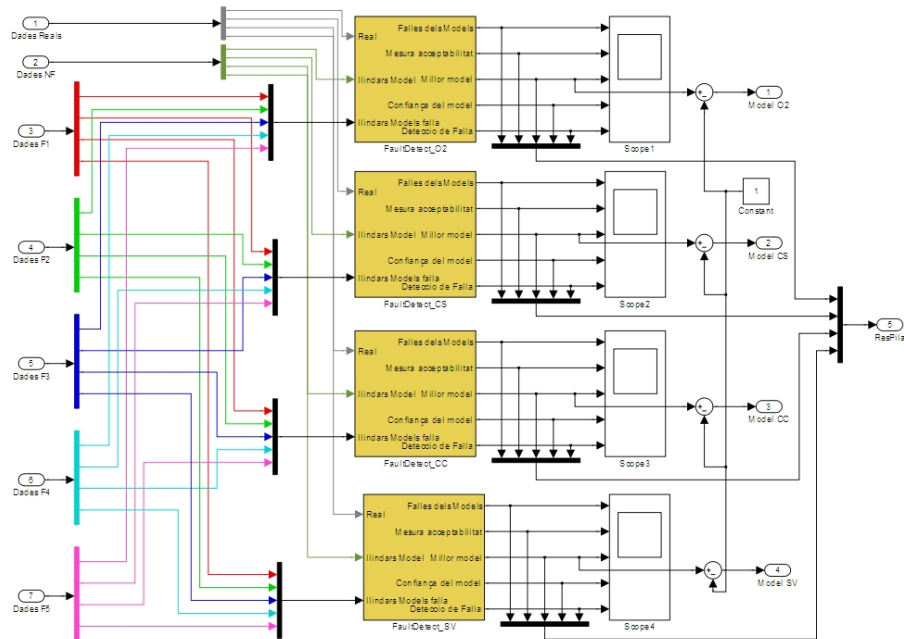


Fig. 17. Model de detecció de fallades

En la figura 18 es mostren les dades d'entrada del detector de fallades per una simulació de 480 s a on els primers 150 segons la pila està en funcionament normal (sense fallades) i en l'instant 150 s es genera la fallada 1 (Fig 18).

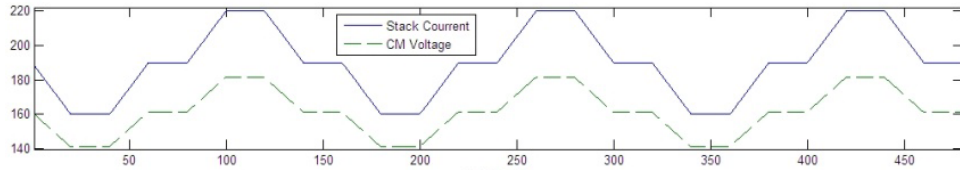


Fig. 18. Senyals d'entrada al sistema

Les sortides de la pila es veuen afectades en aquest instant, tal i com es mostra a la figura 19, a on apareixen les quatre variables de sortida reals, juntament amb la predicció de la sortida del model sense fallades. En la figura es pot veure com en l'instant 150 s el senyal real surt del interval de predicció del model sense fallades. En aquest instant és quan el detector hauria d'adonar-se'n que s'ha produït una fallada.

Per a cadascuna de les sortides, durant tota la primera part del senyal, els primers 150s, el senyal real queda dins del interval de predicció dels models de comportament normal (sense fallades). En el moment en que es produeix la fallada, els senyals del simulador de la pila deriven cap al comportament d'aquesta fallada, sortint sobradament (en aquest cas) dels llindars dels senyals de comportament normal.

4.2.1 Fallada 1

En aquest cas, serà molt senzill detectar que s'ha produït una fallada, ja que es detecta de forma simultània en totes les quatre variables.

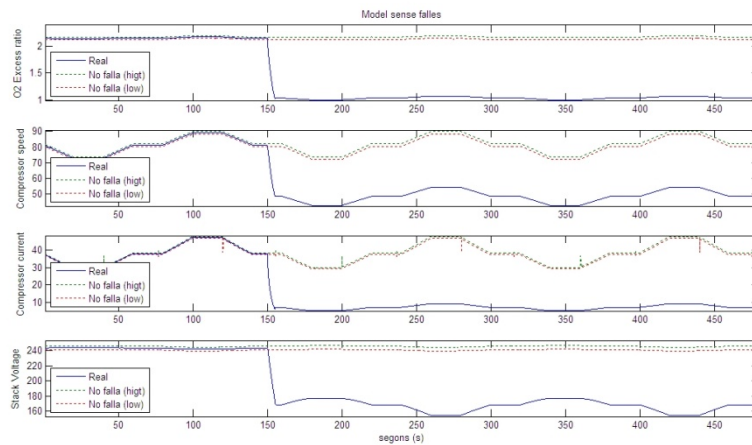
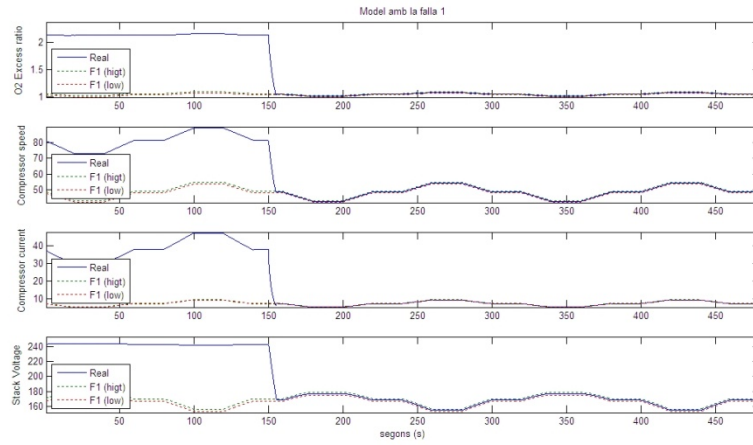


Fig. 19. Llindars de predicció del model sense fallades

A la figura 1 es mostren els llindars de predicció obtinguts quan es fa servir el model de fallada 1 per a predir les 4 variables de sortida. En les gràfiques queda reflectit en quin moment el senyal real corresponent a les variables de sortida queda dins del interval de predicció del model de la fallada 1. En aquest cas, el temps que tarda per a cadascuna de les variables és diferent ja que cadascuna té la seva pròpia dinàmica.



Si es comprova el mateix pel model de predicció de la fallada 2, que es mostra en la figura 21, es pot observar que els senyals reals mai queden dins dels diferents intervals de predicció.

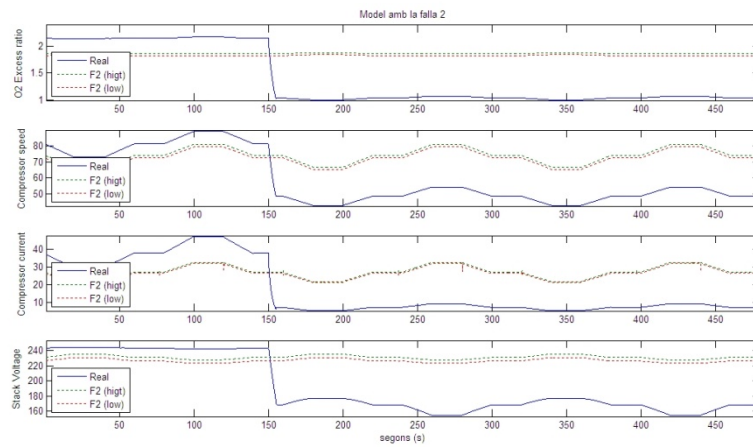


Fig. 21. Llinars de predicció del model de la fallada 2

El model de predicció per la fallada 3, es pot veure en la figura 22. En aquest cas, els senyals reals de les diferents variables també queden molt allunyats dels intervals de predicció.

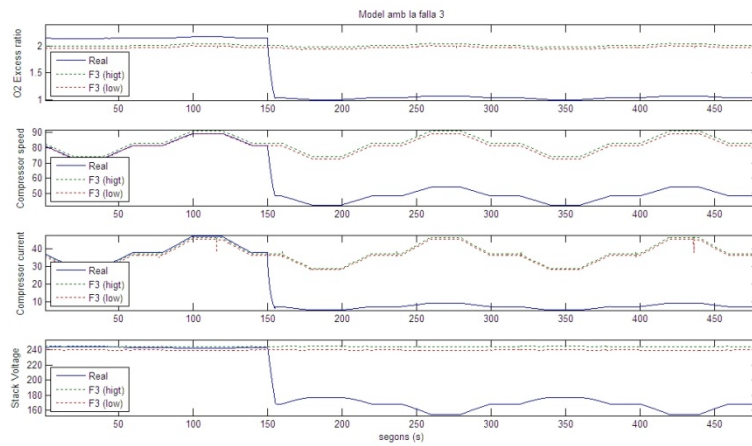


Fig. 22. Llindars de predicció del model de la fallada 3

Pel model de la fallada 4, que es mostra en la figura 23, passa el mateix que en les fallades anteriors.

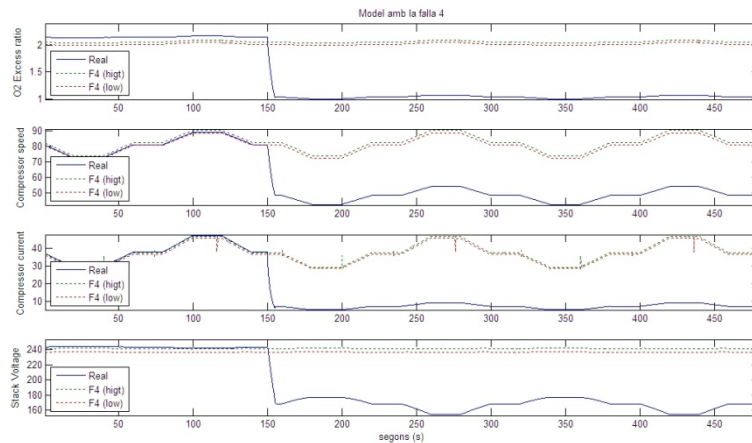


Fig. 23. Llindars de predicció del model de la fallada 4

Novament, pel model de la Fallada 5 (veure figura 24) el senyal real torna a quedar molt lluny del interval de predicció. Com es pot veure en les 6 figures anteriors, tots les models menys el de la fallada 1, queden molt lluny de la sortida real. Per tant la identificació de la fallada serà senzilla.

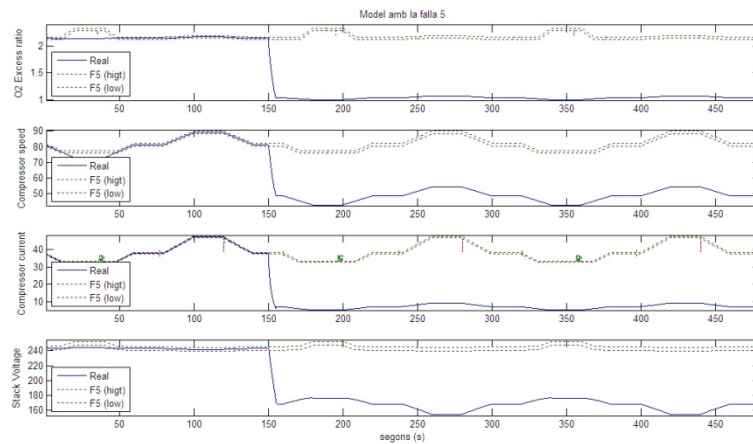


Fig. 24. Llindars de predicció del model de la fallada 5

El detector de fallades té dos modes de funcionament:

- Fase de detecció
- Fase d'identificació

En la primera fase, el mòdul de detecció de fallades comprova constantment que dins de la finestra de detecció la quantitat de punts que queden fora del interval de predicció obtingut pel model de funcionament normal (sense fallades) sigui menor que el llindar que s'ha establert. En el cas que ens ocupa es comprova que durant un segon hi hagi menys de tres valors fora del interval. En el moment que es supera aquest llindar es considera que s'ha produït una fallada, es genera un avís per la línia "Detecció de fallada" i es canvia de mode de funcionament.

En la fase d'identificació es comprova per a cadascun dels models, quin és el que dona més coincidències dins dels seus intervals de predicció respectius durant el temps marcat per la finestra d'identificació. El que queda més ben situat és el que es considera que representa millor la situació actual.

En l'aplicació actual es determinen els següents paràmetres de detecció i identificació:

- Llindar = 3
- Elements de la finestra de detecció = 10 (1 s)
- Elements de la finestra d'identificació = 20 (2 s)

La figura 25 mostra el temps de detecció. En aquesta figura es pot observar que el temps de detecció de la fallada és de 0.3 s, ja que la fallada es genera en el temps $t = 50s$, que coincideix en l'inici de la finestra de detecció i al cap de dues mostres (0.3 s) ja es supera el llindar que hem establert (de 3) i dona un avís de què s'ha produït una fallada. En aquest instant el bloc de detecció de fallada commuta al mode d'identificació i comença a comparar entre els altres models. En aquest cas, i degut a què la finestra d'identificació està posada a 2 s i el senyal no ha tingut prou temps per arribar a la nova situació, el detector no pot decantar-se per a cap model concret i per aquest motiu diu que el millor model continua sent el primer i torna a passar a la fase de detecció. Al cap de 3 segons més, torna a detectar la fallada i torna a commutar. Aquesta situació es va repetint fins que un dels models identifica correctament la situació de fallada i ens mostra quina és.

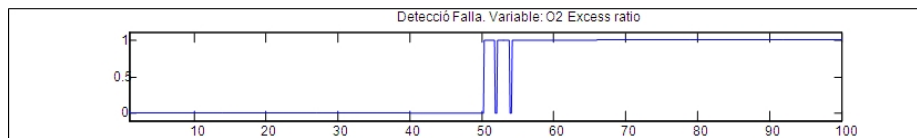


Fig. 25. Detecció de la fallada per la variable λ_{O_2}

Per solucionar aquest problema es pot fer més gran la finestra d'identificació.

- Llindar = 3;
- Elements de la finestra de detecció = 10 (1 s);
- Elements de la finestra d'identificació = 60 (6s)

Amb aquests valors el detector de fallades funciona perfectament i detecta la fallada produïda, com es mostra a la figura 26, per a totes les variables de forma simultània.

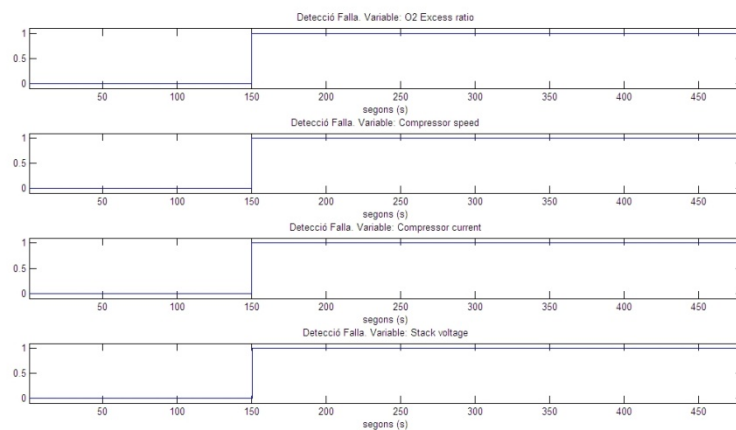


Fig. 26. Detecció de totes les fallades

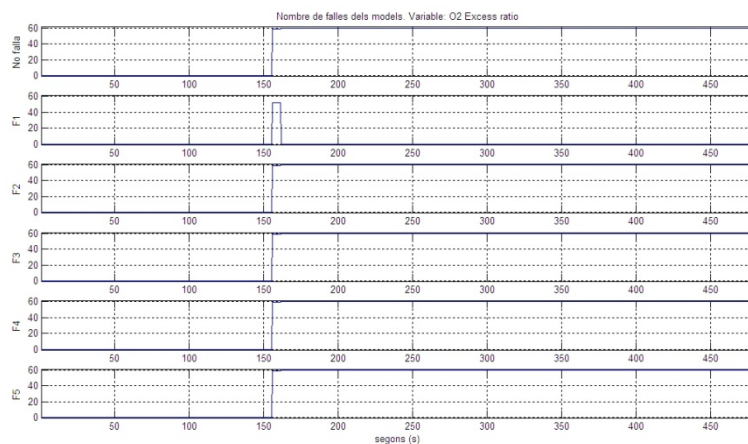
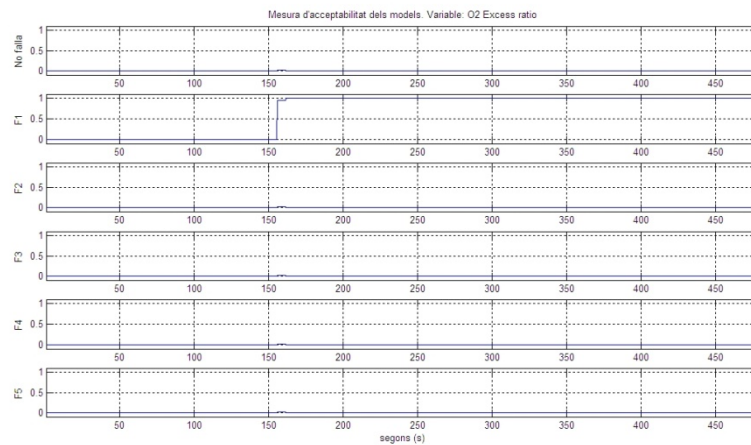


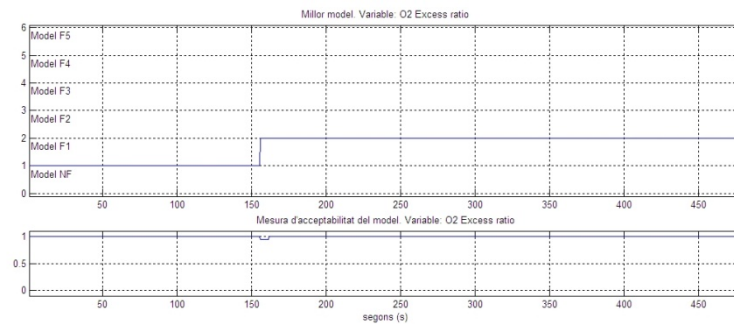
Fig. 27. Dades de l'identificador. Variable λ_{O_2}

Podem observar, en la figura 27, que per la fallada 1 s'han comptabilitzat 50 fallades entre els temps 150 i 156. En els altres models la quantitat de fallades arriba a 60. Per tant l'identificador determina que el model que millor s'escau a aquesta situació és el model de la fallada1.

**Fig. 28.** Mesura d'acceptabilitat dels models. Variable λ_{O_2}

La mesura d'acceptabilitat (figura 28) per a cadascun dels models és molt baixa menys en el de la fallada1, que dona molt propera a 1. Aquesta mesura ens dona el grau d'acceptabilitat que podem tenir en el model que s'ha determinat com a vàlid.

El resultat que dona el mòdul de identificació de fallades per la variable O2 excess ratio és el que es mostra a la figura 29.

**Fig. 29.** Millor model. Variable λ_{O_2}

En aquest cas s'aconsegueix detectar la fallada ràpidament i identificar-la quan s'estabilitza la transició entre un estat i l'altre.

La identificació per les altres variables es pot observar a les figures 30, 31 i 32.

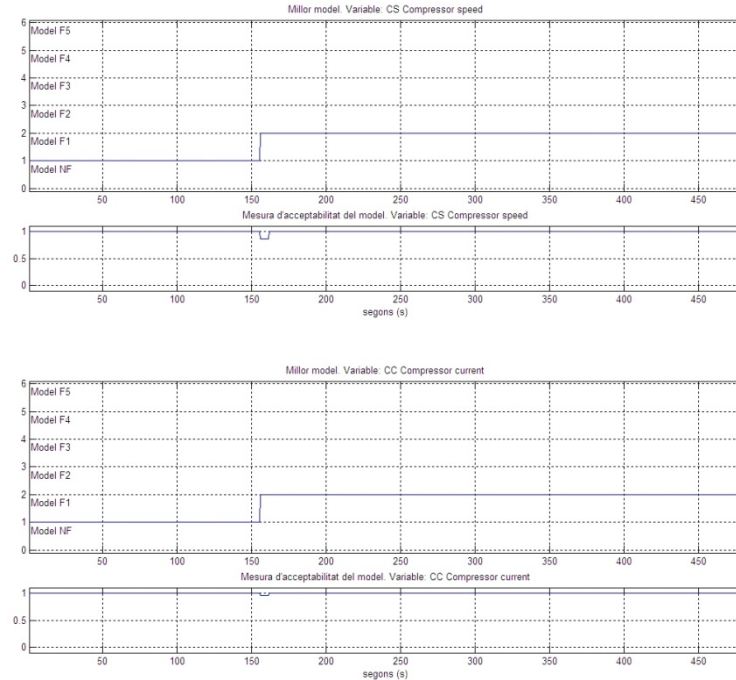


Fig. 31. Millor model. Variable I_{cm}

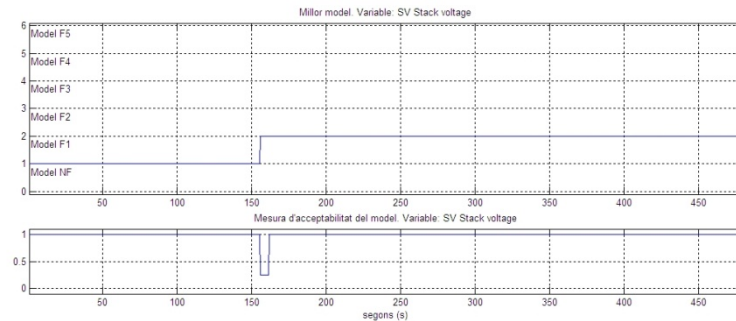
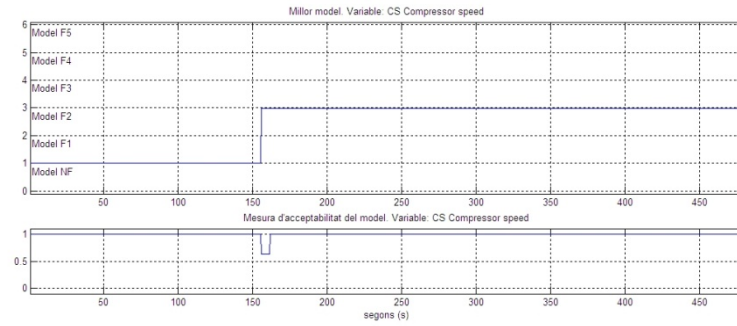
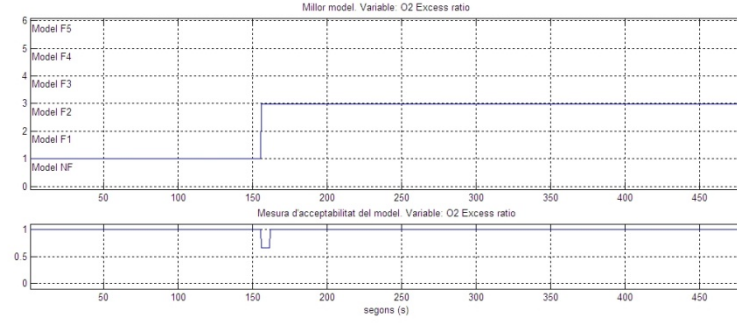
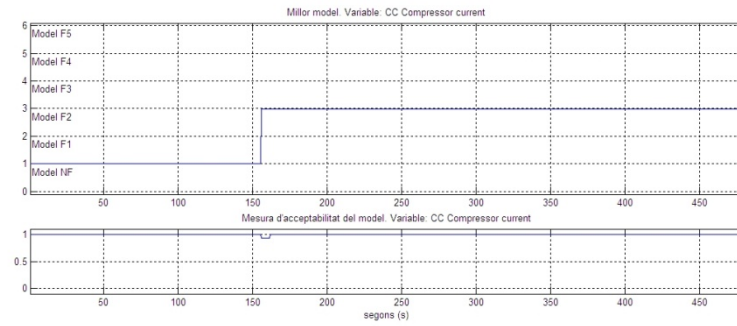
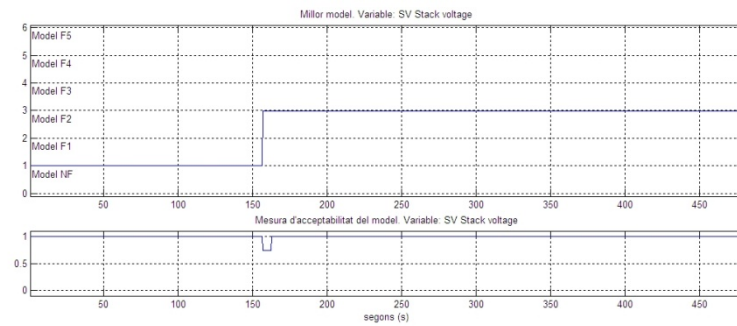


Fig. 32. Millor model. Variable V_{fc}

En el cas de la fallada 1 detectem i identifiquem les 4 variables ràpidament i sense cap problema, ja que el sistema té un comportament molt diferent entre la resposta de la fallada 1 i tots els altres casos.

4.2.2 Fallada 2

Per la fallada 2 tampoc tenim cap problema per detectar i identificar la fallada, tal com es mostra en les figures 33, 34, 35 i 36.

**Fig. 34.** Millor model. Variable ω_{cm} **Fig. 35.** Millor model. Variable I_{cm} **Fig. 36.** Millor model. Variable V_{fc}

4.2.3 Fallada 3

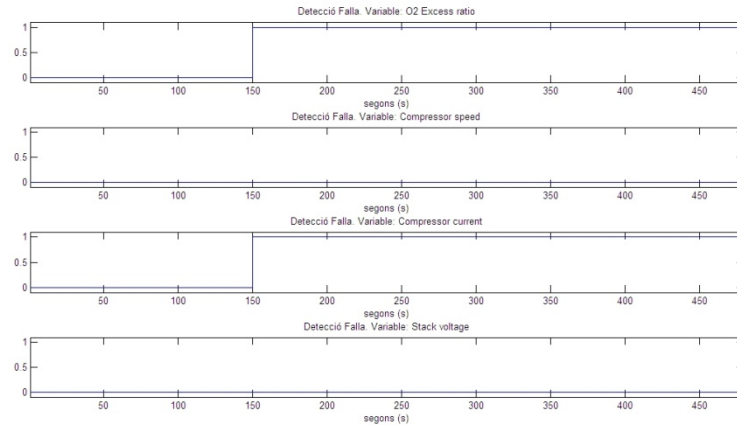


Fig. 37. Detecció de la fallada 3

Tal i com es mostra en la figura 37 el detector de fallades detecta i identifica les fallades produïdes en les variables Excecc Ratio (O2) i Compressor Current (I_{cm}), però les de les altres dues variables Compressor Speed (ω_{cm}) i Stack Voltage (SV) no les detecta. El motiu és molt senzill d'explicar si es mostra el senyal real de les sortides i el senyal de predicció del model sense fallades. En la figura 38 es pot veure com la sortida Compressor Speed ω_{cm} no queda mai per fora dels intervals de predicció del model sense fallada, per tant, al no sortir d'aquest interval, es considera que no s'ha produït cap fallada. El mateix passa per la variable Stack Voltage (SV).

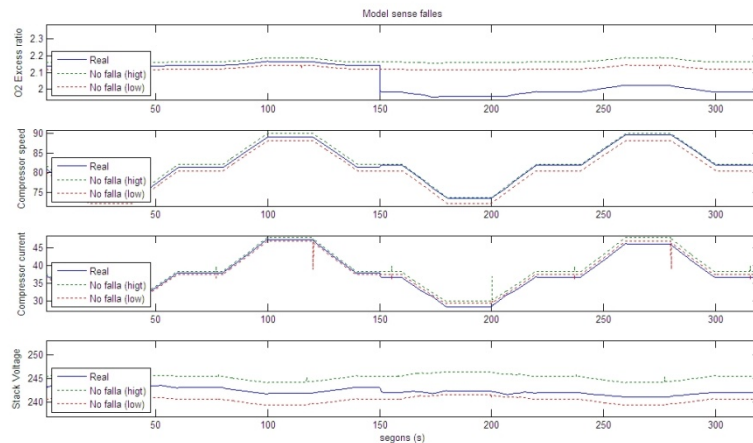
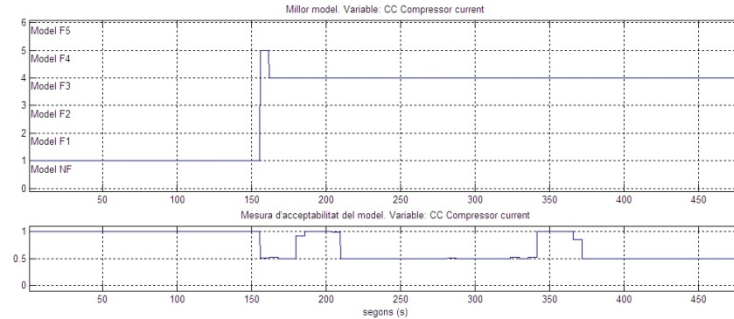


Fig. 38. Llindars del model sense fallades

La variable Compressor Speed (ω_{cm}) queda molt al límit de l'envoltant, vol dir que és molt semblant al model sense fallades, per tant, serà més complicat d'identificar.



En la figura 39 es pot observar que en l'inici de la fallada, el detector dubte de si es tracta de la fallada 3 o la 4, degut a què hi ha més errors per la 4 que per la 3. En la següent finestra es decanta per la 3 tot i que l'acceptabilitat que ens dóna és de l'ordre del 0.5, senyalant-nos que tant podria ser una fallada com l'altre. En aquest cas aquesta variable no seria molt útil per determinar la fallada que realment s'ha produït.

L'única variable que realment ens pot servir per determinar aquesta fallada seria la O2 Excees Ratio (Fig 40), ja que existeix una diferència perceptible entre els diferents models. El bloc final que determinaria de quina fallada es tracta hauria de tenir en compte aquests valors, tant els del model que ens dóna el detector com la confiança que es pot tenir de què ho sigui.

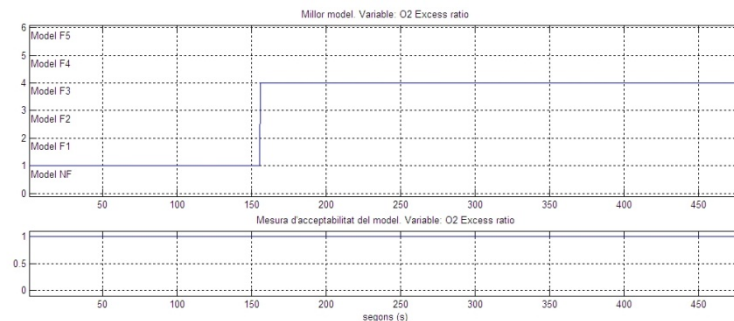
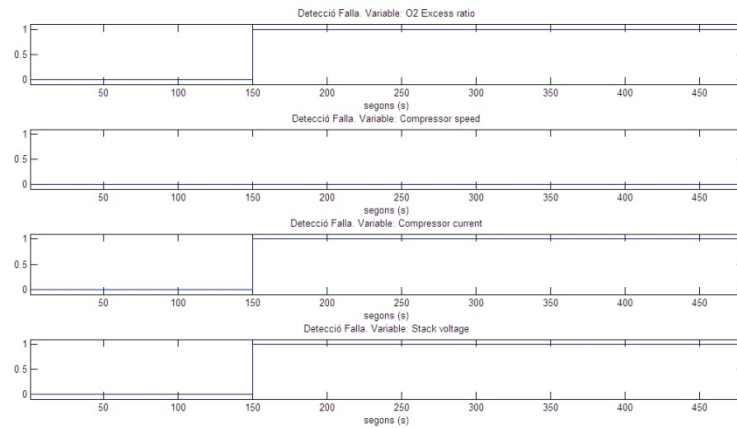


Fig. 40. Millor model. Variable λ_{O_2}

4.2.4 Fallada 4

Totes les variables detecten la fallada (figura 41) menys la Compressor Speed (ω_{cm}). Aquesta fallada modifica molt poc aquesta variable, per tant ens passa desapercibuda. Les altres variables detecten la fallada, ja que les sortides son diferents al model sense fallada, però per exemple, en el cas de la sortida Compressor Speed (ω_{cm}) el sistema de detecció dubte entre els models 3 i 4, ja que aquesta sortida en les dues fallades té una resposta molt semblant.



Els canvis de model que ens dona el detector per la variable I_{cm} (Compressor current) que es mostren a la figura 42, estan produïts per fallades detectades en les diferents finestres d'identificació.

Per exemple, en la finestra corresponent al temps 285 segons només un sol valor queda fora de l'envoltant generada pel model F4 (una fallada), en canvi en l'envoltant generada pel model de la fallada 3 no hi queda cap valor fora del interval (zero fallades), tal com es mostra en la figura 43. Davant d'aquesta situació l'identificador es decanta pel model de la fallada 3, ja que és una mica millor que l'altre. Això queda remarcant en la mesura d'acceptabilitat dels models, que és de l'ordre de 0.5.

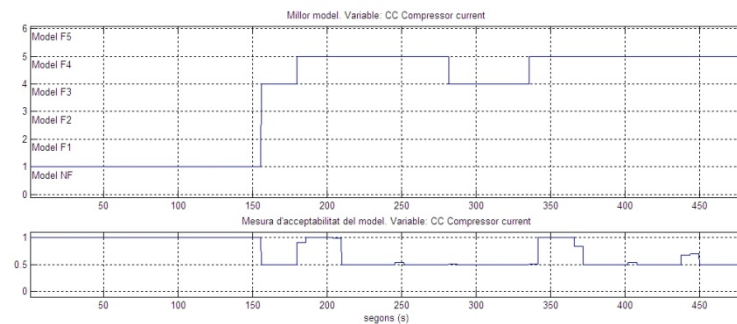
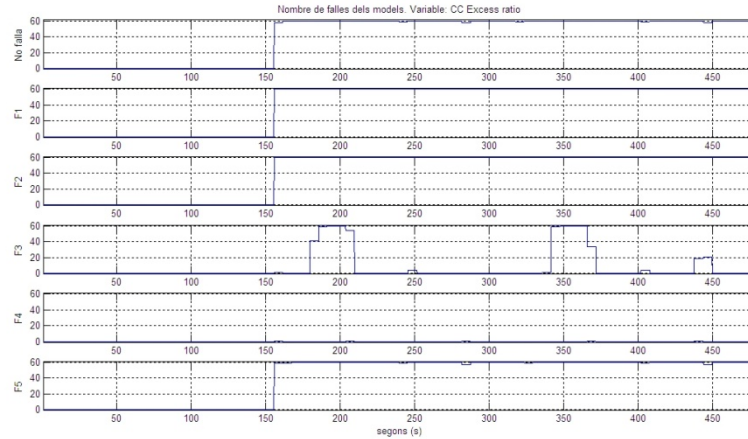


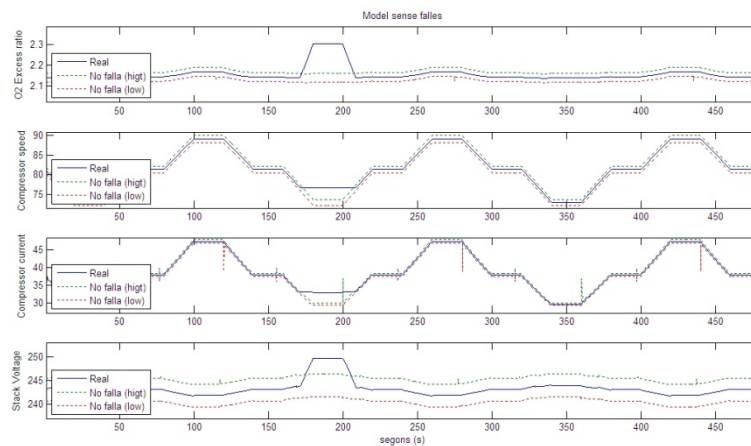
Fig. 42. Millor model. Variable I_{cm}

**Fig. 43.** Nombre de fallades

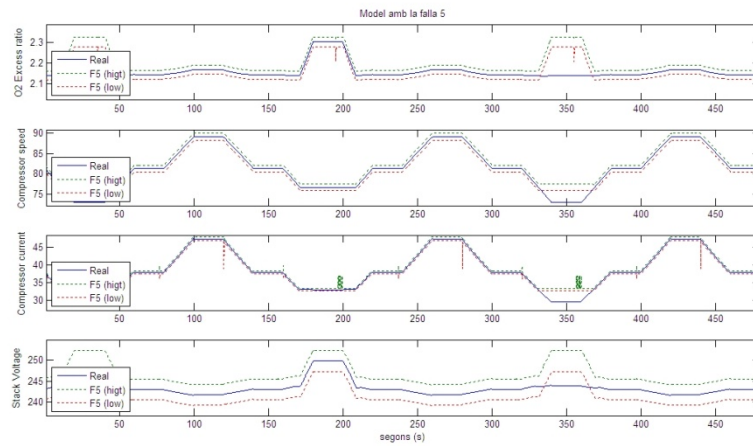
Les altres dues sortides son suficientment diferents de les primeres i no donen cap problema per identificar la fallada.

4.2.5 Fallada 5

Aquesta també és una fallada complicada de detectar degut a la semblança en les sortides generades pels models d'altres fallades. A més a més, aquesta detecció i identificació l'hem complicada una mica més, la pila simula la fallada 5 en l'instant de temps 150 s i en l'instant 300s torna a tenir un funcionament normal. El que s'ha d'aconseguir és detectar el més ràpidament possible aquests dos canvis d'estat.

**Fig. 44.** Llindars dels models sense fallades

Observant la sortida real de les 4 variables de la figura 44 i les envoltants generades pel model sense fallades i pel model de la fallada 5 (figura 45), es pot apreciar que la detecció i la identificació son possibles.



En totes les sortides es produeix la mateixa característica. Quan hi ha la fallada 5 durant una part del semiperíode negatiu (170 – 210 s) els senyals de sortida deixen de seguir el model sense fallades i segueixen el model de la fallada 5. Durant la resta de temps segueixen els dos models.

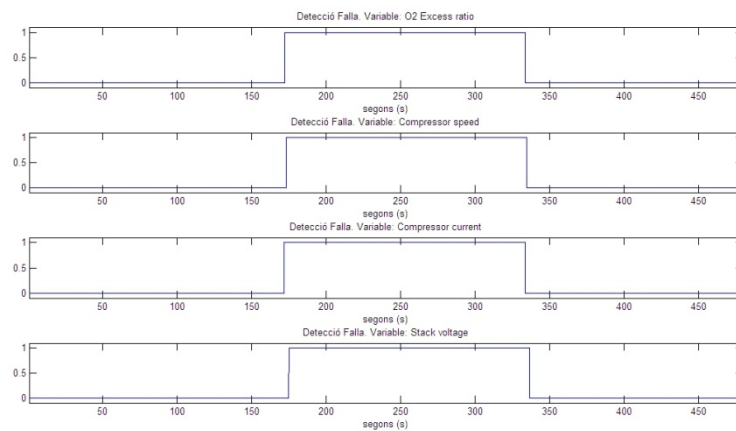
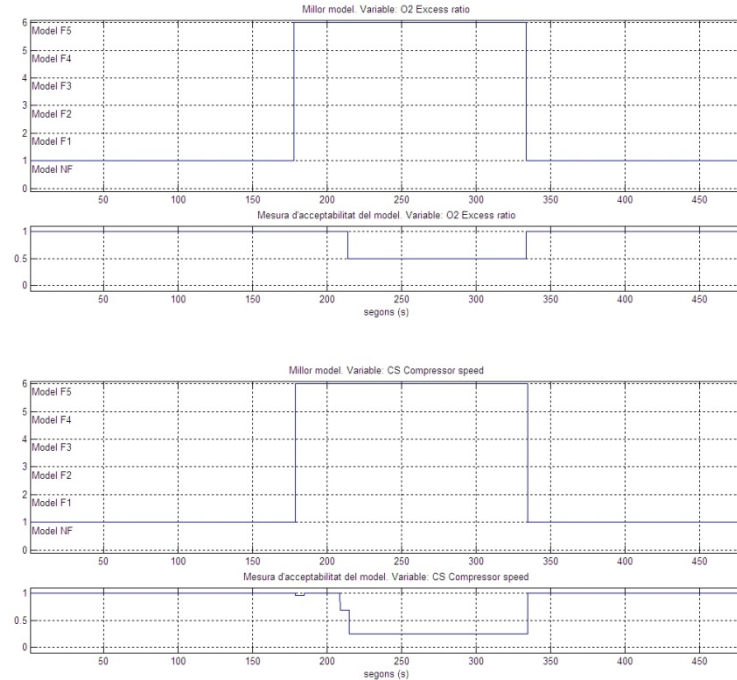
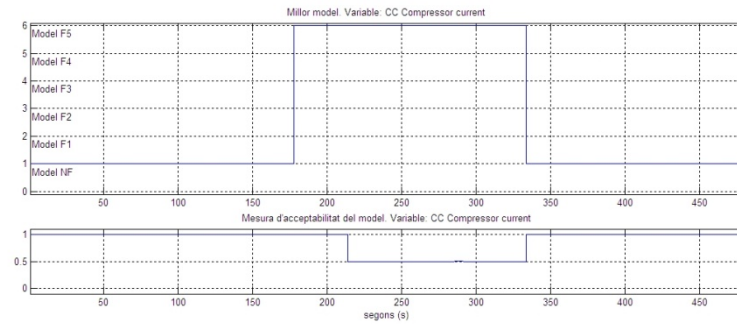
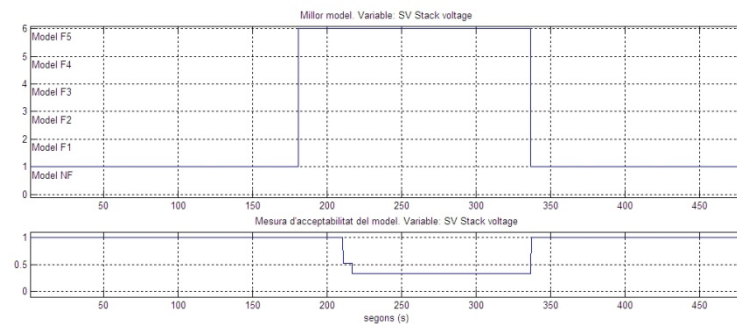


Fig. 46. Detecció de la Fallada

La detecció per a cada sortida es mostra a la figura 46. Necessita cert temps per detectar la fallada i la no fallada, però ho aconsegueix. El motiu d'aquesta tardança queda justificat amb el que s'ha exposat anteriorment, és a dir que el senyal només és diferent durant el semiperíode negatiu.

La identificació de la fallada per a cadascuna de les variables es mostra en les figures 47, 48, 49 i 50.

**Fig. 48.** Millor model Variable ω_{cm} **Fig. 49** Millor model Variable I_{cm} **Fig. 50.** Millor model Variable V_{fc}

En totes les variables de sortida, durant el temps en què s'ha identificat la fallada, la mesura d'acceptabilitat del model es força baixa, entre 0,25 i 0,5. Aquests valors

tan baixos, son deguts a què hi ha diferents models que poden identificar-se amb aquesta fallada. Quan val 0,5 (figures 48 i 50) vol dir que hi ha dos models que son molt similars en els que la diferencia de fallades és molt petita. Quan val 0,3 (figura 47) s'interpreta que hi ha tres models molt similars. I finalment, quan la mesura pren el valor més baix (figura 49) significa que hi ha 4 models molt similars. Si mirem la quantitat de fallades produïdes per la sortida ω_{cm} (figura 51), es pot veure el motiu del perquè la mesura d'acceptabilitat sigui tan baixa.

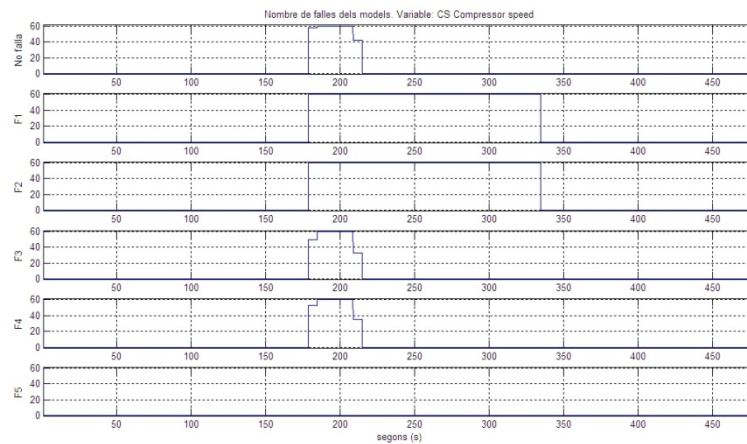


Fig. 51. Nombre de fallades. Variable ω_{cm}

Els models: sense fallada, F3, F4 i F5, no tenen cap fallada durant l'interval comprès entre el temps 215 i 335 s, es a dir, els 4 models segueixen el senyal real del sistema sense detectar cap errada. Per tant, l'identificador al no poder decantar-se per a cap model el que fa és mantenir l'últim model que ha pogut determinar. Per aquest motiu en aquest cas com en l'interval anterior s'ha identificat la fallada 5, aquesta es mantindrà fins que no es torni a trobar amb algun esdeveniment especial, tal com succeeix en el temps 300 s que es produeix un canvi en la simulació de la pila i deixa d'estar en la fallada 5 per passar al seu funcionament normal sense fallada. Un cop s'ha detectat aquesta nova situació, el sistema de detecció de fallades passa a l'estat en què només busca si s'ha produït una nova fallada. En aquest estat no visualitza la quantitat d'errors que es produeixen per cadascun dels models de fallada.

5 Conclusions

En aquest treball s'ha presentat el VisualBlock-FIR per detectar i identificar les fallades produïdes en un sistema de Piles de combustible. S'estudien cinc fallades, les dues primeres donen unes sortides molt diferents a les sortides del sistema sense fallades, cosa que fa que sigui molt ràpid i senzill detectar que s'ha produït una fallada i determinar de quina es tracta. En les altres tres fallades, ja no és tant senzill determinar què és el que ha passat, ja que les sortides es diferencien molt poc o només durant un cert instant del període. En aquests casos només alguna de les variables de sortida son útils per determinar el que ha succeït.

Taula 2. Detecció i identificació de les fallades

	Detecció				Aïllament			
	λ_{O_2}	ω_{cm}	I_{cm}	V_{fc}	λ_{O_2}	ω_{cm}	I_{cm}	V_{fc}
Fallada 1	0.4 s	0.5 s	0.4 s	0.8 s	6 s	6 s	6 s	6 s
Fallada 2	0.6 s	0.9 s	0.4 s	1.5 s	6 s	6 s	6s	7 s
Fallada 3	0.4 s	---	0.4 s	---	6 s	---	6 s	---
Fallada 4	0.3 s	---	0.4 s	0.4 s	6 s	---	6 s	6 s
Fallada 5	22.7 s	23.5 s	22.3 s	25.3 s	78 s	79 s	78 s	81 s

La taula 2 presenta els temps que ha necessitat el VisualBlock-FIR per detectar i per identificar cadascuna de les fallades. Es pot apreciar que la detecció de les fallades 1, 2, 3, 4 i 5 és força ràpida. La identificació és molt més lenta degut a que necessitem analitzar un període complert (6 s) de la consigna d'entrada en la finestra utilitzada per determinar de quina fallada es tracta.

El retard en la detecció i la identificació de la fallada 5, com s'ha remarcat en l'apartat 4.2.5, és degut a que la fallada només modifica una part del període del senyal de sortida de les variables del sistema.

En altres treballs s'han detectat i identificat fallades produïdes en aquest mateix sistema ([4] i [5]). Aquests treballs cerquen i detecten les fallades produïdes en el sistema amb una nova metodologia de residus. En el treball exposat a [5] detecten la fallada 1 uns 2 segons després de què s'hagi produït i aconseguixen aïllar-la al cap de 25 segons. Per la fallada 2, la detecten més ràpidament, necessiten entre 1 i 2 segons, però no aconseguixen aïllar-la fins al cap de 55s, que és un temps força més elevat que el que aconseguim amb la metodologia proposada en aquest article (veure taula 2).

A [6] busquen les fallades produïdes en un sistema de piles de combustible real mitjançant una xarxa Bayesiana. Les fallades no son les mateixes, degut a que es tracta de dades aconseguïdes d'un sistema real, però son similars. L'única referència temporal que exposen en l'article és que tarden uns 20 s en detectar una averia en el sistema de refrigeració de la pila, referint-se a que aquesta fallada és una de les que es tarda més temps en detectar.

6 Referències bibliogràfiques

[1] J. Jang, C. Sun and E. Mizutani, "Neuro-Fuzzy and Soft Computing-A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence [Book Review]," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 42, pp. 1482-1484, 1997.

[2] A. de Albornoz, "Inductive reasoning and reconstruction analysis: two complementary tools for qualitative fault monitoring of large-scale systems,"

Llenguatges i Sistemes Informatics, Ph.D.Dissertation, Universitat Politecnica De Catalunya (Barcelona, Spain), 1996.

[3] J. T. Pukrushpan, H. Peng and A. G. Stefanopoulou, "Control-oriented modeling and analysis for automotive fuel cell systems," *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, vol. 126, pp. 14, 2004.

[4] A. Rosich, F. Nejari and R. Sarrate, "Fuel Cell System Diagnosis based on a Causal Structural Model,"

[5] T. Escobet, D. Feroldi, S. De Lira, V. Puig, J. Quevedo, J. Riera and M. Serra, "Model-based fault diagnosis in PEM fuel cell systems," *J. Power Sources*, vol. 192, pp. 216-223, 2009.

[6] L. A. M. Riascos, M. G. Simoes and P. E. Miyagi, "On-line fault diagnostic system for proton exchange membrane fuel cells," *J. Power Sources*, vol. 175, pp. 419-429, 2008.